

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Analisis Sistem

Klasifikasi jenis kayu merupakan langkah penting dalam industri kayu, di mana setiap jenis kayu memiliki karakteristik unik yang mempengaruhi penggunaannya, sehingga diperlukan penelitian yang mendalam untuk mengembangkan sistem yang dapat secara akurat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai jenis kayu berdasarkan ciri teksturnya. Metode yang efektif dan efisien dalam klasifikasi ini akan membantu meningkatkan efisiensi produksi, memastikan kualitas produk, dan memudahkan pengelolaan inventaris kayu.

Dengan mengetahui banyaknya jenis kayu di Indonesia serta kurangnya pengetahuan dalam mengenali jenis kayu. Tanpa memerlukan bantuan ahli kayu dibutuhkan sebuah sistem pengolahan citra digital yang dapat mengklasifikasikan jenis kayu. Dari sebuah kayu memiliki warna, serat, tekstur yang berbeda, oleh karena itu perlu diketahui ciri dari kayu yang akan dilakukan sebuah penelitian. Dibawah ini akan dijelaskan ciri - ciri dari kayu agathis, keruing dan meranti sebagai jenis kayu yang akan dibedakan dalam skripsi ini.

3.1.1 Kayu Agathis

Kayu agathis berwarna kuning sedikit putih. Tekstur kayu agathis digemari masyarakat sebab memiliki tekstur yang halus dan merata cocok untuk papan dinding rumah. Bobot kayu agathis tergolong ringan dan memiliki tingkat kekerasan sedang. Gambar kayu agathis dapat dilihat pada gambar 3.1



Gambar 3.1 Kayu Agathis

3.1.2 Kayu Keruing

Kayu keruing berwarna coklat tua. Tekstur kayu keruing cocok digunakan untuk lantai rumah ataupun lantai kapal sebab memiliki tekstur kayu yang keras dan berminyak. Dengan adanya minyak pada kayu keruing membuat kayu keruing bertahan lebih lama. Gambar kayu keruing dapat dilihat pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 Kayu Keruing

3.1.3 Kayu Meranti

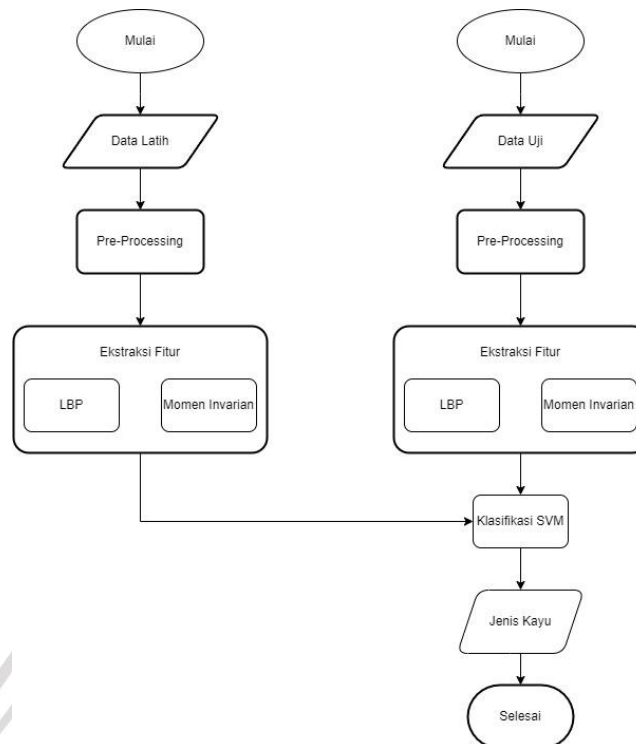
Kayu meranti memiliki warna kemerahan dan juga ada warna putih kekuningan. Tekstur kayu meranti tergolong cukup keras dapat digunakan sebagai daun pintu. Kayu meranti memiliki bobot yang cukup ringan. Gambar kayu meranti dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Kayu Meranti

3.2 Perancangan Sistem

Perancangan sistem adalah sebuah proses yang mencakup perencanaan serta elemen-elemen yang membentuk suatu sistem yang bertujuan mencapai tujuan tertentu. Tujuan dari perancangan sistem adalah untuk menciptakan kerangka kerja yang mendukung sistem yang dibuat, sambil memberikan gambaran umum tentang fungsi dan tujuan sistem tersebut. Perancangan sistem juga bertujuan untuk memastikan bahwa sistem yang dibuat dapat berjalan secara efisien dan efektif, serta mampu mengatasi tantangan yang mungkin muncul selama penggunaannya. Dengan demikian, perancangan sistem menjadi langkah krusial dalam memastikan kesuksesan implementasi dan penggunaan sistem secara keseluruhan. Fungsi dari *software* adalah memberikan gambaran tentang sistem yang akan dibuat pada penelitian ini, pada bagian ini dijelaskan bagaimana proses pengolahan data yang berupa citra dapat diolah menggunakan proses pengolahan citra hingga dapat menghasilkan kemampuan klasifikasi suatu objek. Berikut ini adalah gambaran *flowchart* dari masing – masing tahapan.



Gambar 3.4 Flowchart Sistem Identifikasi Jenis Kayu

Berikut penjelasan mengenai *flowchart* pada gambar 3.4 menggambarkan sistem identifikasi jenis kayu menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Moment Invariant* dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM):

1. Memilah beberapa gambar menjadi data latih ataupun data uji
2. Sistem akan memproses data berupa gambar kayu tadi menjadi citra abu-abu (*grayscale*) dalam proses *pre-processing*
3. Sistem akan memproses data set tersebut dengan menggunakan LBP dan *Moment Invariant* dengan diklasifikasikan menggunakan SVM
4. Sistem akan mengeluarkan hasil *output* berupa hasil identifikasi jenis kayu

3.2.1 Pemrosesan Data Awal (*Pre-processing*)

Pengolahan data awal dimulai dengan data citra RGB dan citra tersebut memiliki dimensi citra 3000 x 4000 piksel, kemudian dikonversi menjadi citra *grayscale*. Setelah menjadi citra *grayscale* dilakukan penajaman citra menggunakan fitur Flowchart pengolahan data awal.

Terdapat beberapa tahap dalam pra-pemrosesan yang dilakukan yaitu melakukan *Grayscale* dengan mengubah citra awal RGB menjadi citra *Gray*, dilanjutkan dengan melakukan *sharpening* dengan rnepertajam kualitas citra, yaitu suatu proses yang bertujuan memperjelas tepi pada objek di dalam citra, setelah melakukan *sharpening* dilakukan *adaphisteq* untuk meningkatkan kualitas citra jenis kayu.

3.2.2 Proses Pengambilan Nilai Tekstur

Pada proses pengambilan nilai tekstur menggunakan metode LBP dan Momen Invarian, selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri tekstur untuk mendapat nilai yang dijadikan acuan.

3.2.3 Proses Klasifikasi Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM)

Dalam proses klasifikasi untuk dapat mengetahui apakah termasuk citra jenis kayu agathis, kayu keruing, dan kayu meranti. Klasifikasi tersebut menggunakan metode SVM, setelah melalui proses ekstraksi ciri menggunakan LBP dan momen invarian yang menghasilkan fitur-fitur seperti *Mean*, *Standart Deviation*, *Skewness*, dan *Kurtosis*. Kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan metode SVM.

3.3 Representasi Model

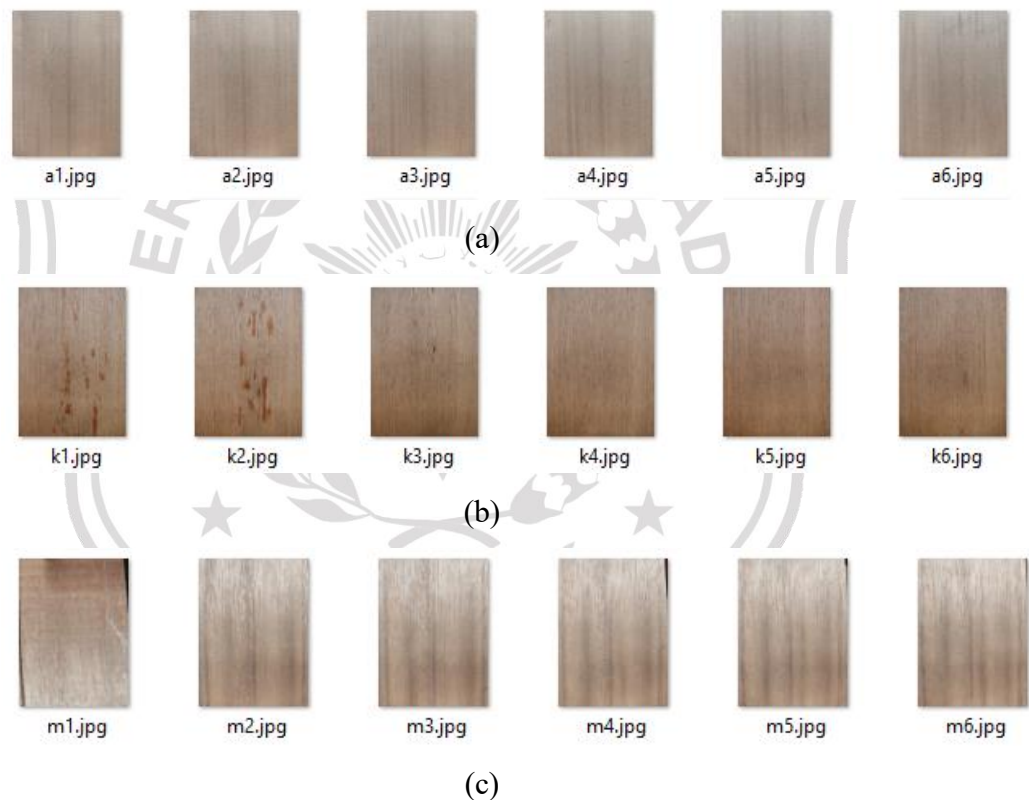
Citra kayu yang diambil dari peneliti sebelumnya yang dimana telah disetujui oleh pihak dari peneliti sebelumnya. Representasi model dibuat untuk menjelaskan mengenai tahapan pra-pemrosesan, ekstraksi fitur dan klasifikasi dalam hasil analisis. Pada penelitian ini data yang digunakan dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. Data latih berjumlah 270 citra yang terdiri dari 90 citra dari setiap jenis kayu dengan proporsi citra sebesar 3000 x 4000 piksel. Citra data latih digunakan sebagai pembelajaran pada proses klasifikasi program. Sedangkan untuk pengujian jenis kayu terdapat data uji sebanyak 60 citra dengan masing-masing jenis

kayu 20 citra untuk keperluan akurasi. Data uji digunakan untuk menguji sistem yang telah dibuat. Seperti tersaji pada tabel 3.1

Tabel 3.1 Parameter Data Masukan

	Citra Data Latih	Citra Data Uji
Jumlah Data	$90 \times 3 = 270$	$20 \times 3 = 60$
Resolusi	3000 x 4000	3000 x 4000
Ruang Warna	Grayscale	Grayscale

Citra kayu yang digunakan sebagai data latih ditunjukkan oleh gambar 3.5 sebagai berikut.



Gambar 3.5 Citra Data Latih (a) Agathis (b) Keruing (c) Meranti

Pada penelitian ini dibagi menjadi 3 varian untuk model perhitungannya dan untuk mencari akurasi yang tinggi. Untuk model perhitungan pertama menggunakan metode LBP dan diklasifikasikan secara langsung menggunakan metode SVM, kemudian untuk model perhitungan kedua ini menggunakan perhitungan momen invarian dan diklasifikasikan

secara langsung menggunakan metode SVM, dan untuk terakhir menggabungkan kedua metode tadi menjadi 1 dan diklasifikasikan secara langsung menggunakan metode SVM.

3.3.1 Tahap *pre-processing*

Pra-pemrosesan citra akan memperlihatkan pengelolaan citra yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra dan dapat digunakan dalam proses ekstraksi fitur dengan citra yang baik. Terdapat beberapa tahap dalam pra-pemrosesan yang dilakukan yaitu melakukan *Grayscale* dengan mengubah citra awal RGB menjadi citra *Gray*, dilanjutkan dengan melakukan *complemented* dengan mengubah warna *background* yang awal berwarna putih menjadi hitam setelah melakukan *complemented* dilakukan *adjusted* untuk meningkatkan kualitas citra jenis kayu.

Adapun penjelasan yang mengenai setiap tahapan – tahapan pada *pre-processing*, sebagai berikut :

- a. tahap awal pra-pemrosesan ini dilakukan *Grayscale* untuk mengonversi citra berwarna dalam format RGB yang memiliki intensitas tiga saluran warna merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*) seperti pada gambar 3.6



(a)

(b)

Gambar 3.6 (a). Citra Kayu, (b). Citra RGB Kayu

Untuk mengubah menjadi *Grayscale* dilakukan dengan persamaan sederhana contoh rata-rata nilai kecerahan dalam tiga intensitas warna RGB yang berbeda-beda menggunakan rumus persamaan (2.2).

Diketahui untuk rgb nya yaitu :

$R : 100$

$G : 150$

$B : 200$

Langkah-langkah perhitungannya adalah sebagai berikut:

1. Kalikan nilai merah dengan faktor 0.299:

$$0.299 \times 100 = 29.9$$

2. Kalikan nilai hijau dengan faktor 0.587:

$$0.587 \times 150 = 88.05$$

3. Kalikan nilai biru dengan faktor 0.114:

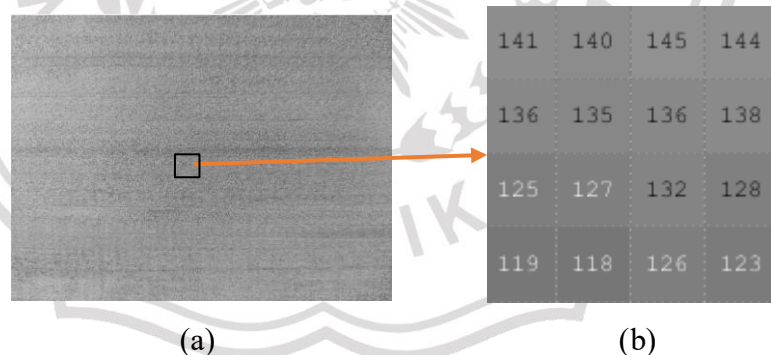
$$0.114 \times 200 = 22.8$$

4. Jumlahkan hasil dari ketiga perhitungan tersebut:

$$29.9 + 88.05 + 22.8 = 140,75$$

Jadi, untuk piksel dengan nilai RGB (100, 150, 200), nilai grayscale-nya adalah sekitar 140,75.

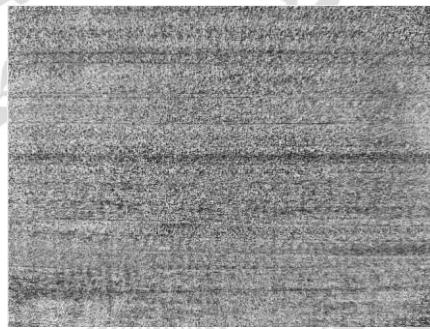
Proses *Grayscale* dilakukan untuk mempermudah proses gambar lebih lanjut, karena hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya yang bernilai 0-255.



Gambar 3.7 (a). Hasil Grayscale Citra Kayu, (b). Hasil nilai piksel Citra Kayu

- b. Dilanjutkan proses *enhancement* yang bertujuan untuk memperbaiki kontras pada citra dengan mengubah intensitas piksel pada citra asli. Pada tahap *enhancement* ada beberapa metode untuk digunakan yaitu *Imadjuts*, *Histeq*, dan *adapthisteq*. Penggunaan *adapthisteq* dalam penelitian ini dinilai mampu untuk mempertegas pola atau garis dari citra jenis kayu dibanding dengan metode yang lainnya dengan

melakukan penyesuaian intensitas agar serat kayu yang terlihat samar atau terputus dapat menjadi terlihat lebih jelas dan teridentifikasi dengan lebih baik. Serta agar citra kayu dapat lebih mudah diinterpretasi pada saat ekstraksi fitur dan serat – serat kayu dapat dikenali dengan lebih baik. Proses *adapthisteq* ini juga membantu dalam meningkatkan kualitas visual dari citra jenis kayu sehingga dapat memudahkan proses verifikasi dan validasi kayu secara otomatis. Selain itu, penyesuaian kontras yang tepat dapat mengurangi noise pada citra, sehingga hasil akhir dari pengolahan citra jenis kayu menjadi lebih akurat dan konsisten. Dengan demikian, penerapan teknik *adapthisteq* dalam penelitian ini sangat krusial untuk memperoleh hasil yang optimal dalam analisis dan pengenalan jenis kayu.



Gambar 3.8 Hasil *adapthisteq*

3.3.2 Ekstraksi Fitur

1. Metode LBP

Setelah melakukan tahap pra-pemrosesan hasil citra gray akan masuk pada tahap ekstraksi. Jenis spesifik yang digunakan dalam penelitian ini adalah LBP yang menggunakan titik ketetangaan (*sampling point*) = 8, dengan jarak titik ketetangaan (*radius*) = 1. Gambar 3.10 menggambarkan ilustrasi LBP dengan contoh sebuah citra yang memiliki matriks berukuran 3 x 3

A =

12	2	1
4	10	5
20	8	9

Gambar 3.9 Contoh *Matriks*

Adapun langkah-langkah untuk membentuk matriks *Local Binary Pattern* (LBP) sebagai berikut:

- Dilakukan perbandingan nilai piksel pada titik pusat yang berada pada 8 titik tetangga sekelilingnya. Jika nilai piksel tetangga lebih besar atau sama besar dari nilai piksel titik pusat ($12 > 10 = 1$), maka nilai LBP yang dihasilkan piksel tetangga adalah 1, namun sebaliknya. Jika nilai piksel tetangga lebih kecil dari nilai titik pusat ($4 < 10 = 0$), maka dihasilkan nilai 0 pada piksel tetangga seperti pada gambar 3.12

1	0	0
0	10	0
1	0	0

Gambar 3.10 Hasil konversi nilai piksel ke biner

Hasil biner untuk diatas yaitu '10000100'

- Kemudian nilai biner tadi dikonversikan menjadi nilai desimal, di mana setiap digit biner (bit) mewakili kekuatan dari dua. Dalam sistem biner, digit paling kanan adalah 2^0 , digit di sebelah kirinya adalah 2^1 , dan seterusnya. Oleh karena itu, untuk mengonversi angka biner ke desimal, kita menjumlahkan setiap bit dikalikan dengan kekuatan dua yang sesuai.

$$1 * 2^7 + 0 * 2^6 + 0 * 2^5 + 0 * 2^4 + 0 * 2^3 + 1 * 2^2 + 0 * 2^1 + 0 * 2^0 = 128 + 0 + 0 + 0 + 0 + 4 + 0 + 0 = 132$$

Jadi, angka biner 10000100 dikonversi ke desimal adalah 132.

- c. Ulangi langkah b untuk keseluruhan piksel dalam citra dan kemudian menghitung histogram untuk mendapatkan 59 fitur yang diinginkan.
- d. Dari semua piksel yang terbentuk dibuat histogram dan kemudian dilakukan mapping sehingga nilai LBP menjadi 59 fitur. Hasil fitur ditampilkan pada tabel 3.2.

Tabel 3.2 Tabel Histogram dengan 59 fitur

No	Nama File	LBP- 1	LBP- 2	LBP- 3	LBP-57	LBP-58	LBP-59
1	a1.jpg	132	135	124	233	221	121
2	a2.jpg	123	135	115	120	135	90
3	a3 .jpg	124	89	135	196	125	49
4	m1.jpg	147	255	139	121	45	126
5	m2.jpg	155	127	109	70	147	214
6	m3.jpg	245	152	49	69	147	78
7	k1.jpg	56	158	235	58	54	124
8	k2.jpg	45	135	178	198	128	235
9	k3.jpg	127	235	138	78	52	132

2. Moment Invariant

Kemudian untuk perhitungan ekstraksi ciri tekstur moment invariant ini menggunakan ciri statistik orde pertama yang dimana didasarkan pada karakteristik histogram citra dan pada umumnya digunakan untuk membedakan tekstur makrostruktur (perulangan periodik pada pola lokal). Untuk contoh perhitungannya menggunakan nilai matriks pada gambar 3.11 sebagai berikut.

a. Mean (rata – rata)

Mean dihitung dengan menjumlahkan semua nilai piksel dan membaginya dengan jumlah total piksel dengan menggunakan rumus seperti rumus 2.5.

$$E_i = \frac{12 + 2 + 1 + 4 + 10 + 5 + 20 + 8 + 9}{9} = \frac{71}{9} \approx 7,8$$

b. Standar Deviasi

Standar deviasi mengukur seberapa tersebar nilai piksel dari mean dengan menggunakan rumus seperti rumus 2.6.

Langkah pertama hitung terlebih dahulu $(P_{ij} - E_i)^2$

$$(12 - 7,8)^2 = 17,64$$

$$(2 - 7,8)^2 = 33,64$$

$$(1 - 7,8)^2 = 46,24$$

$$(4 - 7,8)^2 = 14,44$$

$$(10 - 7,8)^2 = 4,84$$

$$(5 - 7,8)^2 = 7,84$$

$$(20 - 7,8)^2 = 148,84$$

$$(8 - 7,8)^2 = 0,04$$

$$(9 - 7,8)^2 = 1,44$$

Kemudian jumlahkan semua dan menjadi

$$\sum (P_{ij} - E_i)^2 = 274,96$$

Kemudian bagi dengan N dan akarkan :

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{274,96}{9}} = \sqrt{30,55} \approx 5,527$$

c. Skewness

Skewness mengukur asimetri distribusi nilai piksel dengan menggunakan rumus seperti rumus 2.7

Langkah pertama hitung terlebih dahulu $\left(\frac{P_{ij} - E_i}{\sigma_i}\right)^3$

$$\left(\frac{12 - 7,8}{5,527}\right)^3 = 0,759^3 = 0,438$$

$$\left(\frac{2 - 7,8}{5,527}\right)^3 = -1,049^3 = -1,155$$

$$\left(\frac{1 - 7,8}{5,527}\right)^3 = -1,230^3 = -1,862$$

$$\left(\frac{4 - 7,8}{5,527}\right)^3 = -0,687^3 = -0,324$$

$$\left(\frac{10 - 7,8}{5,527}\right)^3 = 0,398^3 = 0,063$$

$$\left(\frac{5-7,8}{5,527}\right)^3 = -0,506^3 = -0,130$$

$$\left(\frac{20-7,8}{5,527}\right)^3 = 2,207^3 = 10,755$$

$$\left(\frac{8-7,8}{5,527}\right)^3 = 0,036^3 = 4,738$$

$$\left(\frac{9-7,8}{5,527}\right)^3 = 0,217^3 = 0,010$$

Kemudian jumlahkan semua dan menjadi

$$\sum_{i=1}^N \left(\frac{P_{ij} - E_i}{N}\right)^3 = 7,794$$

Kemudian bagi dengan N dan akarkan :

$$\sigma_i = \frac{7,794}{9} \approx 0,866$$

d. *Kurtosis*

Kurtosis mengukur kelancipan distribusi nilai piksel dengan menggunakan rumus seperti rumus 2.8

Langkah pertama hitung terlebih dahulu $\left(\frac{P_{ij} - E_i}{\sigma_i}\right)^4$

$$\left(\frac{12-7,8}{5,527}\right)^4 = 0,759^4 = 0,333$$

$$\left(\frac{2-7,8}{5,527}\right)^4 = -1,049^4 = 1,212$$

$$\left(\frac{1-7,8}{5,527}\right)^4 = -1,230^4 = 2,291$$

$$\left(\frac{4-7,8}{5,527}\right)^4 = -0,687^4 = 0,223$$

$$\left(\frac{10-7,8}{5,527}\right)^4 = 0,398^4 = 0,025$$

$$\left(\frac{5-7,8}{5,527}\right)^4 = -0,506^4 = 0,065$$

$$\left(\frac{20-7,8}{5,527}\right)^4 = 2,207^4 = 23,74$$

$$\left(\frac{8-7,8}{5,527}\right)^4 = 0,036^4 = 1,714$$

$$\left(\frac{9-7,8}{5,527}\right)^4 = 0,217^4 = 0,0022$$

Kemudian jumlahkan semua dan menjadi

$$\sum_{i=1}^N \left(\frac{P_{IJ} - E_i}{N}\right)^4 = 27,894$$

Kemudian bagi dengan N dan akarkan :

$$\sigma_i = \frac{27,894}{9} \approx 3,099$$

- e. Kemudian didapatkan hasil dari perhitungan semua fitur dari metode moment invariant selanjutnya dilakukan klasifikasi menggunakan metode svm dengan menggunakan data yang telah dihitung tadi mendapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 3.3 Hasil perhitungan ekstraksi fitur metode moment invariant

No.	Nama File	Mean	Std	Skewness	Kurtosis	hasil prediksi
1	Citra 1	7,8	5,527	0,866	3,099	1
2	Citra 2	9,8	2,789	0,678	2,261	2
3	Citra 3	8,4	4,276	0,723	1,278	3

3.3.3 Klasifikasi SVM

Kemudian untuk perhitungan klasifikasi menggunakan klasifikasi SVM untuk mencari hyperplane terbaik yang memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda dengan margin maksimum. Dalam perhitungan ini menggunakan contoh data yang diambil dari perhitungan moment invariant.

- a. perhitungan selanjutnya menggunakan metode *One-vs-Rest* (OvR). Untuk metode ini data akan dipisahkan menjadi tiga set pelatihan, yaitu.
 - SVM 1 vs Rest(1 vs 2 dan 3)
 - SVM 2 vs Rest(2 vs 1 dan 3)
 - SVM 3 vs Rest(3 vs 1 dan 2)
- b. Kemudian hasil dari meminimalkan fungsi kerugian (*loss function*) SVM digunakan rumus 2.10 dan menggunakan algoritma optimasi

seperti *gradien descent* atau metode dual untuk mendapatkan nilai optimal dari w dan b dan menggunakan rumus 2.11.

c. Menggunakan perhitungan diatas didapatkan hasil pelatihan menghasilkan bobot dan bias untuk setiap *classifier*. Sebagai berikut.

- SVM 1 vs Rest

$$w_1 = [1, -0.5, 0.2, -0.1], \quad b = -10$$

- SVM 2 vs Rest

$$w_2 = [0.5, -0.2, -0.3, 0.1], \quad b = -12$$

- SVM 3 vs Rest

$$w_3 = [0.3, -0.1, 0.4, -0.2], \quad b = -8$$

d. Selanjutnya didapatkan citra baru untuk data uji dengan nama citra 4 dan fiturnya yaitu.

$$\text{Mean} = 15$$

$$\text{Standar Deviasi} = 4$$

$$\text{Skewness} = 0.005$$

$$\text{Kurtosis} = 2$$

e. Kemudian menghitung nilai keputusannya (*Decision Value*).

- SVM 1 vs Rest

$$\begin{aligned} f_1(\text{citra 4}) &= 1 \times 15 + (-0,5) \times 4 + 0,2 \times 0,05 + (-0,1) \times 2 + (-10) \\ &= 15 - 2 + 0,01 - 0,2 - 10 = 2,81 \end{aligned}$$

- SVM 2 vs Rest

$$\begin{aligned} f_2(\text{citra 4}) &= 0,5 \times 15 + (-0,2) \times 4 + (-0,3) \times 0,05 + 0,1 \times 2 + (-12) \\ &= 7,5 - 0,8 - 0,015 + 0,2 - 12 = -5,115 \end{aligned}$$

- SVM 3 vs Rest

$$\begin{aligned} f_3(\text{citra 4}) &= 0,3 \times 15 + (-0,1) \times 4 + 0,4 \times 0,05 + (-0,2) \times 2 + (-8) \\ &= 4,5 - 0,4 + 0,02 - 0,4 - 8 = -4,28 \end{aligned}$$

Klasifikasi :

- Nilai keputusan untuk SVM 1 adalah 2,81 (positif), menunjukkan kecenderungan ke kelas 1

- Nilai keputusan untuk SVM 2 adalah -5,115 (negatif), menunjukkan kecenderungan bukan ke kelas 2
- Nilai keputusan untuk SVM 3 adalah -4,28 (negatif), menunjukkan kecenderungan bukan ke kelas 3

Kesimpulan :

Citra 4 diklasifikasikan ke kelas 1 karena nilai keputusan untuk SVM 1 adalah yang tertinggi dan positif.

Tabel 3. 4 Hasil Perhitungan Metode LBP Menggunakan SVM

No	Nama File	LBP- 1	LBP- 2	LBP- 3	LBP- 57	LBP- 58	LBP- 59	Kelas
1	a1.jpg	0,260	0,0979	0,0107	0,0108	0,093	0,0104	1
2	a2.jpg	0,252	0,092	0,0102	0,0108	0,0900	0,009	1
3	k1.jpg	0,244	0,0908	0,0093	0,0096	0,0883	0,0092	2
4	k2.jpg	0,2371	0,0945	0,0089	0,0088	0,092	0,0087	2
5	m1.jpg	0,2284	0,0992	0,0057	0,005	0,097	0,0057	3
6	m2.jpg	0,201	0,0893	0,004	0,004	0,087	0,0044	3

Tabel 3. 5 Hasil Perhitungan Metode Moment Invariant menggunakan SVM

No	Nama File	Mean	Std	Skewness	Kurtosis	Kelas
1	a1.jpg	0,0924	0,092414	3,937767	21,52061	1
2	a2.jpg	0,0922	0,092648	4,016941	21,98512	1
3	k1.jpg	0,0934	0,091417	3,922054	21,42433	2
4	k2.jpg	0,09423	0,090603	3,800832	20,62857	2
5	m1.jpg	0,0880	0,096729	3,81543	20,23276	3
6	m2.jpg	0,0900	0,094846	3,287371	16,21397	3

Tabel 3. 6 Hasil Perhitungan Metode LBP dan Moment Invariant menggunakan SVM

No	Nama File	LBP- 1	LBP- 2	LBP- 58	LBP- 59	Mean	Std	Skewness	Kurtosis	Kelas
1	a21.jpg	0,2602	0,097	0,383	0,626	0,0924	0,094	3,9767	21,61	1
2	a22.jpg	0,252	0,092	0,395	0,628	0,092	0,0948	4,016	21,12	1
3	a23.jpg	0,2442	0,090	0,389	0,618	0,093	0,0917	3,9054	21,433	2
4	a24.jpg	0,2371	0,0945	0,38	0,611	0,023	0,0903	3,832	20,627	2
5	k21.jpg	0,2284	0,099	0,41	0,6342	0,081	0,0929	3,813	20,276	3
6	k22.jpg	0,201	0,089	0,393	0,5943	0,0932	0,0946	3,271	16,297	3

3.3.4 Confusion Matrix

Setelah seluruh data uji diproses untuk mendapatkan nilai prediksi kelas maka akan mencari nilai akurasi dengan melakukan perhitungan menggunakan persamaan 2.12.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100 \%$$

Keterangan

True Positive (TP) = Jumlah data bernilai positif dan diprediksi benar sebagai positif.

False Positive (FP) = Jumlah data bernilai negatif tetapi diprediksi benar sebagai positif.

False Negative (FN) = Jumlah data bernilai positif tetapi diprediksi benar sebagai negatif.

True Negative (TN) = Jumlah data bernilai negatif dan diprediksi benar sebagai negatif.

3.4 Kebutuhan Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Pada penelitian ini alat dan bahan yang digunakan berupa *software* dan *hardware*. Alat – alat yang digunakan untuk melakukan penelitian ini menggunakan komputer dengan spesifikasi *processor Ryzen 3 3250u*, RAM 8GB, *Operating System Windows 10 pro 64-bit* serta untuk *software* yang digunakan adalah *Matlab R2021a* yang diperlukan untuk melakukan ekstraksi fitur dan program bahasa *Python* untuk melakukan klasifikasi.

3.5 Skenario Pengujian

Pengujian dalam penelitian ini dilakukan untuk menguji model yang dihasilkan dari ekstraksi fitur LBP, Moment Invariant dan klasifikasi SVM sebelumnya. Pada penelitian ini model yang dibangun akan melihat keakuratannya dengan memperhatikan parameter pengujian. Pada metode ekstraksi fitur LBP parameter yang akan diperhatikan pada *radius* dan

jumlah tetangga sedangkan pada Metode momen invarian orde pertama berfokus pada properti statistik dasar dari distribusi intensitas piksel dalam citra. Momen orde pertama biasanya terkait dengan mean dan varian dari intensitas piksel dalam citra dan untuk Metode SVM (*Support Vector Machine*) berfokus pada klasifikasi dan regresi. SVM bekerja dengan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas dalam ruang fitur. Berikut merupakan jenis skenario pengujian.

1. Pengujian akurasi berdasarkan parameter pada metode yang digunakan dalam metode LBP, parameter yang digunakan dalam pengujian menggunakan nilai $R = 1$ dan $P = 8$, di mana R adalah jarak tetangga atau *radius* dan P merupakan jumlah tetangga. Dari hasil perhitungan menggunakan metode LBP didapatkan 59 fitur dan kemudian diklasifikasikan menggunakan metode SVM untuk mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas dalam ruang fitur. Selanjutnya menggunakan *confussion matriks* untuk mencari akurasi yang tepat.
2. Pengujian akurasi berdasarkan parameter pada metode yang digunakan dalam metode Moment Invariant, adapun fitur-fitur untuk menghitung metode Momen Invariantnya. Yaitu ada *mean* untuk Memberikan gambaran tentang nilai rata-rata intensitas piksel dalam citra, *standart deviasi* untuk mengukur seberapa jauh intensitas piksel tersebar dari rata-rata, *skewness* untuk Mengukur seberapa tidak simetris distribusi intensitas piksel, dan *kurtos* untuk Mengukur puncak distribusi intensitas piksel. kemudian diklasifikasikan menggunakan metode SVM untuk mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas dalam ruang fitur. Selanjutnya menggunakan *confussion matriks* untuk mencari akurasi yang tepat.
3. Kombinasi untuk metode LBP dan Moment Invariant dan perhitungan klasifikasi menggunakan metode SVM.
4. Selain akurasi, waktu eksekusi sistem juga dievaluasi.

Tabel 3. 7 Perbandingan Evaluasi Sistem

Skenario	Akurasi	Waku Eksekusi
LBP	86%	3 menit
Inv. Momen	70%	2 menit
LBP+ Inv.Momen	90%	4 menit

